

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306268

含瓦斯煤破裂信号的量子优化降噪模型^{*}

付 华 刘雨竹 周文铮

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 辽宁 125105)

摘要:为剔除含瓦斯煤破裂信号采集过程中夹杂的扰动噪声,提出一种基于改进量子群算法(IQPSO)优化变分模态分解(VMD)的含瓦斯煤破裂信号量子优化降噪模型。针对VMD受限于分解个数和惩罚参数的选取进而影响降噪效果,采用IQPSO算法优化VMD参数寻优过程,在QPSO算法中引入决策权重系数和自适应控制因子,提高算法粒子决策自适应性和参数搜索能力。利用参数优化的VMD算法分解含瓦斯煤破裂信号,计算各信号分量的有效相关系数来辨识噪声临界点,采用小波变换处理高频噪声并重构剩余分量得到降噪后的含瓦斯煤破裂信号。通过仿真信号和现场实测信号将降噪模型与EMD、VMD、PSO-VMD、SSA-VMD、GWO-VMD模型进行降噪效果对比。实验结果表明,提出模型处理后信号的信噪比提升20%以上、均方根误差降低至0.03以下,能量占比在90%以上,3项指标均优于其他降噪模型,自适应性和分解效率较强,能够有效保留信号局部特征,对现场复杂信号具有更好的降噪效果。

关键词:含瓦斯煤;降噪模型;变分模态分解;量子粒子群;参数优化

中图分类号: TH865;TD713;TN911.4

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 440.75

Quantum-optimized noise reduction model for gas-containing coal rupture signals

Fu Hua Liu Yuzhu Zhou Wenzheng

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Liaoning 125105, China)

Abstract: In order to eliminate the disturbance noise in the process of gas coal rupture signal acquisition, a quantum optimization noise reduction model for gas coal rupture signal based on Improved quantum swarm algorithm (IQPSO) optimized variational mode decomposition (VMD) was proposed. In view of the fact that VMD is limited by the number of decompositions and the selection of penalty parameters, which affects the noise reduction effect, the IQPSO algorithm is used to optimize the optimization process of VMD parameters, and the decision weight coefficient and adaptive control factor are introduced into the QPSO algorithm to improve the particle decision adaptability and parameter search ability of the algorithm. The VMD algorithm with parameter optimization is used to decompose the rupture signal of gas-containing coal, the effective correlation coefficient of each signal component is calculated to identify the critical point of noise, and the wavelet transform is used to process the high-frequency noise and reconstruct the remaining components to obtain the denoised gas-containing coal rupture signal. The noise reduction model is compared with the EMD, VMD, PSO-VMD, SSA-VMD, GWO-VMD models through the simulation signal and field measured signal. The experimental results show that the signal-to-noise ratio of the proposed model is increased by more than 20%, the root mean square error is reduced to less than 0.03, and the energy proportion is more than 90%, which is better than other noise reduction models, and the adaptability and decomposition efficiency are strong, which can effectively retain the local characteristics of the signal and have a better noise reduction effect on complex signals in the field.

Keywords: containing gas coal; noise reduction model; variational modal decomposition; quantum-behaved particle swarm optimization; parameter optimization

0 引言

含瓦斯煤破裂过程俗称煤与瓦斯突出,是煤矿现场最严重的含瓦斯煤岩动力灾害之一^[1-3]。为避免危险发生,对含瓦斯煤岩破裂过程产生的电磁辐射^[4]、微震^[5]、瓦斯浓度^[6]等信号进行精确采集,能够实现动力灾害的有效预警。然而深层煤矿现场的复杂环境导致采集的信号夹杂大量噪声^[7],严重影响后续灾害的预测工作^[8]。因此,对含瓦斯煤破裂信号的降噪研究已成为提升灾害预测准确性的关键。

近年来,国内外学者根据含瓦斯煤破裂信号种类复杂、信号不平稳难以降噪的问题进行一系列深入研究。文献[9]在小波阈值中增加分层自适应因子,计算所得阈值与小波变换尺度同步变换,但降噪结果不能全面保留原信号特征;文献[10]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)联合小波变换对信号分解降噪,降噪的同时保留了原始信号的随机非平稳特征,但忽略了 EMD 的模式问题和端点效应;文献[11]利用最小二乘法(least squares fit, LSF)处理 EMD 低频分量上的端点效应,但高频余量中仍有模式混叠现象影响降噪效果。由于含瓦斯破裂过程中常伴随瓦斯涌出、微震、电磁辐射等现象发生,地下传感器采集到的含瓦斯煤破裂信号一般由多种类型信号堆叠而成,各类型信号相互耦合,具有非线性和高混叠性。另外,小波变换和 EMD 降噪性能有限,自身无法应对更复杂的全频含噪信号。而变分模式分解(variational mode decomposition, VMD)通过迭代搜寻变分模型最优解来控制带宽,避免混叠现象并降低虚假分量的影响,具有较快的收敛速度和对噪声的鲁棒性。因此,以 VMD 为基础的降噪方法更适用于处理复杂非平稳的含瓦斯煤破裂信号。文献[12]通过计算信号 VMD 分量的欧氏距离确定模式分量临界点,并使用小波变换对信号降噪重构;文献[13]结合 VMD 和奇异值分解(singular value decomposition, SVD),引入峭度值和奇异值的差分谱重构降噪信号;文献[14]利用互相关系数提取 VMD 模式分量,通过奇异值分离信号模式分量实现二次滤波;文献[15]利用独立成分分析提取 VMD 分解分量中的有效信号,再与剩余低频分量相加得到重构信号完成降噪。

上述研究对信号进行 VMD 分解时忽略了人为选取分解个数 K 和惩罚参数 α 的主观性^[16-18],间接影响了煤与瓦斯突出灾害预测结果。为确保得到的降噪结果能够客观的反应含瓦斯煤破裂信号的变化规律,提出量子优化分解的含瓦斯煤破裂信号去噪模型。利用改进的量子粒子群算法(quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)对 VMD 分解参数组寻优,分解含瓦斯煤破裂信号

为多个本征模式函数(intrinsic mode function, IMF);通过计算各分量与原信号之间的相关系数确定信号与噪声的临界分量,保留低频信号,小波变换处理高频含噪信号;最后重构处理后的高频信号与剩余低频信号,得到降噪信号,实现对含瓦斯煤破裂信号的有效降噪。为验证方法的高效真实性,采用 Ricker 仿真信号和不同类型的现场信号进行实验测试,结果表明提出模型可以有效剔除原信号噪声,还原信号有效波形,具有理想的降噪效果。

1 含瓦斯煤破裂信号预处理

1.1 含瓦斯煤破裂信号的变分模式处理

含瓦斯煤破裂信号复杂不连续,动态易突变等实际因素抑制了对信号直接去噪的效果。为提高去噪精度,根据含瓦斯煤破裂有效信号主导低频,随机噪声主要集中在高频的特点,对信号进行变分模式分解,处理并重构各频域模式分量,以获得去噪信号达到有效降噪的目的。

含瓦斯煤破裂信号的变分问题即假设待分解的特征信号由有限个带宽固定、不同中心频率的模式信号分量构成,以各模式分量之和同待分解特征信号相等为约束条件,保证各模式分量的频率估计带宽之和最小而建立的变分模型。将含瓦斯煤破裂信号 $X(t)$ 由变分模式分解为 K 个单分量的调幅调频信号:

$$\begin{cases} X(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \\ u_k(t) = A_k(t) e^{j\varphi_k(t)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $u_k(t)$ 为第 k 个模式分量; $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值, $\phi_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的相位, $u_k(t)$ 瞬时频率为 $\omega_k(t) = \varphi'_k(t)$ 。构建含瓦斯煤破裂信号约束变分模型:

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k(t), \omega_k(t)\}} & \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } & \sum_{k=1}^K u_k(t) = X(t) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $*$ 表示卷积计算, $\|\cdot\|_2$ 是 L_2 范数计算, $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各模式分量的中心频率。引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ 使变分模型无约束,如式(3)所示。

$$L(\{u_k(t)\}, \{\omega_k(t)\}, \lambda(t)) = \alpha \sum_k \|\partial_t(\xi_k(t))\|_2^2 + \|x(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

利用式(4)~(6)不断交替更新 $u_{k(t)}$ 、 ω_k 和 λ 搜寻式(3)最优解,并依照信号自身频域特性将初始含瓦斯煤破裂信号自适应分解为 K 个 imf 分量。

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{f}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (4)$$

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(w)|^2 dw} \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}_{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}_n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (6)$$

1.2 临界分量判断

VMD 将含瓦斯煤破裂信号分解为 K 个按频域高低排列的 imf 分量:

$$X(t) = \sum_{i=1}^K imf_i = \sum_{i=1}^m imf_i + \sum_{i=m+1}^K imf_i \quad (7)$$

其中, m 为噪声与主导信号的分界点, 处理前 m 个高频含噪分量, 保留剩余低频有效分量并重构, 即实现对信号的有效去噪。但人为判断临界分量准确度不高, m 取值过大, 直接剔除含噪分量, 会丢失原信号有效信息; m 取值过小, 导致重构信号依然存留少量噪声, 去噪效果不彻底, 影响后续信号操作。为达到对实际复杂信号的有效去噪, 根据噪声对信号分量影响与分量频率成正比的特点, 通过计算与比较原信号与各分量信号之间有效相关系数 ρ_i , 来辨识噪声与有效信息的临界分量:

$$\begin{cases} \rho_i = \frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{X(t) - \bar{X}(t)}{\sigma_X} \right) \left(\frac{imf_i - \bar{imf}_i}{\sigma_{imf}} \right) \\ m = \operatorname{argmin}(\rho_i) \end{cases} \quad (8)$$

其中, N 为采样点数, σ 为标准差。定义全局最小相关系数的分量为 imf_m , 则 imf_{m+1} 即为噪声与有效信号的临界分量。

在对信号 VMD 分解时, 分解个数 K 和惩罚因子 α 人为预设存在偏差, 设定过大导致信号产生冗余, 过小导致有效信号成分不足。为筛选出最佳分解参数组合, 提出改进量子粒子群优化算法对 VMD 参数寻优, 选取合适的量子进化参量, 并在量子空间中搜索最优参数组 $[K, \alpha]$ 。

2 构建量子优化含瓦斯煤破裂信号降噪模型

2.1 含瓦斯煤破裂信号量子优化参量选取

在 QPSO 算法中定义含瓦斯煤破裂过程中产生的信号在量子空间中存在粒子运动随机性。空间中信号粒子不由速度和位置同时决定, 粒子会以一定概率出现在量子搜索空间中任何区间, 大部分粒子通过不断迭代比较, 聚集在全局最优位置参量 G_{best} 周围, 进行大范围搜索。少数落后粒子依靠平均最优位置参量 M_{best} , 不断被拉近 G_{best} , 与其他粒子共同完成更小范围搜索, 形成信号粒子的等待效应, 如图 1 所示。

根据粒子的等待效应, 参量 M_{best} 决定了信号粒子的

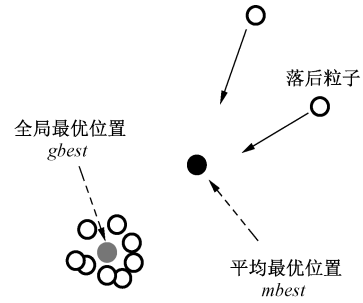


图 1 粒子的等待效应示意图

Fig. 1 Waiting effect of particles

搜索能力, 式(10)为粒子个体最优位置 P_{best} 。由于粒子根据搜索能力分为优势粒子与劣势粒子^[19], 传统 M_{best} 对各粒子贡献完全相同, 优劣粒子决策不存在差异, 如式(9)~(10)所示。

$$M_{best} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i(t) \quad (9)$$

$$P_{best} = P_i(t) = (P_{i,1}(t), P_{i,2}(t), \dots, P_{i,N}(t))^T \quad (10)$$

为提高各粒子决策能力, 优化含瓦斯煤破裂信号分解效果, 在 M_{best} 基础上根据粒子适应度加入权重系数, 改变各粒子决策权重。设置随机生成 $[0, 1]$ 的 Z 个随机数, $A(t) = (A_1(t), A_2(t), \dots, A_Z(t))$ 为迭代 t 次产生的 Z 个 $[0, 1]$ 按降序排列的随机数向量。对向量 $A(t)$ 归一化处理:

$$A'(t) = (A'_1(t), A'_2(t), \dots, A'_Z(t)) \quad (11)$$

$$\text{其中, } A'_i(t) = \frac{A_i(t)}{\sum_{i=1}^Z A_i(t)}, i = 1, 2, \dots, Z。$$

式(11)中, $A'_i(t)$ 为归一化随机数向量。由于含瓦斯煤破裂过程产生的粒子位置优劣程度与适应度值成反比, 对粒子适应度函数值升序排列, 并以该次序对粒子当前最优位置重新排序, 得到新粒子序列 $P_F(t)$ 。由包络熵 E_p 作为适应度函数:

$$\begin{cases} H_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \\ E_p = - \sum_{j=1}^N H_j \lg H_j \end{cases} \quad (12)$$

$$\operatorname{sort}(f(P(t))) = (f(P_{F1}(t)), f(P_{F2}(t)), \dots, f(P_{FN}(t)))^T \quad (13)$$

$$P_F(t) = (P_{F1}(t), P_{F2}(t), \dots, P_{FN}(t))^T \quad (14)$$

其中, $a(j)$ 为模态分量 $u_k(t)$ 由 Hilbert 解调后的包络信号, H_j 为 $a(j)$ 归一化的概率分布序列, $f(\cdot)$ 表示粒子位置适应度函数值, $\operatorname{sort}(\cdot)$ 表示对向量进行升序排列计算。

将降序权重向量中各分量 $A'_i(t)$ 与各粒子位置

$P_{Fi}(t)$ 相互作用,得到决策比重最优平均位置 DW_{best} ,记为 $R(t)$ 。

$$R(t) = \left(\sum_{i=1}^Z A_i'(t) P_{Fi,1}(t), \sum_{i=1}^Z A_i'(t) P_{Fi,2}(t), \dots, \sum_{i=1}^Z A_i'(t) P_{Fi,N}(t) \right) \quad (15)$$

DW_{best} 通过增大含瓦斯煤破裂过程中优势粒子的决策权重,提高粒子搜索效果,减小劣势粒子决策权重,缩短粒子搜索收敛时间,优化了含瓦斯煤破裂信号的分解精度和速度。

2.2 含瓦斯煤破裂信号量子优化分解降噪模型

初始化量子空间中各粒子的最优位置及全局最优位置,设定 Y 为维度为 2 的待优化 VMD 参数组合 $[K, \alpha]$ 。在 N 维的量子空间中,存在 M 个对于含瓦斯煤破裂信号最优分解参数组的粒子群体 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_M]$, $Y_i(t)$ 表示 t 时刻第 i 个粒子位置:

$$Y_i(t) = [Y_{i,1}(t), Y_{i,2}(t), \dots, Y_{i,N}(t)], i = 1, 2, \dots, M \quad (16)$$

通过式(17)迭代更新确定 P_{best} 粒子个体最优位置 $P_i(t) = [P_{i,1}(t), P_{i,2}(t), \dots, P_{i,N}(t)]$,由式(18)更新确定 G_{best} 群体全局最优位置 $G(t) = [G_1(t), G_2(t), \dots, G_N(t)]$ 。

$$P_i(t) = \begin{cases} Y_i(t), & f[Y_i(t)] < f[P_i(t-1)] \\ P_i(t-1), & f[Y_i(t)] \geq f[P_i(t-1)] \end{cases} \quad (17)$$

$$G(t) = P_g(t), g = \arg \min_{1 \leq i \leq M} \{f[P_i(t)]\} \quad (18)$$

由式(19)计算得到粒子 i 在第 j 维的量子空间中随机进化位置 $p_{i,j}(t)$,根据式(11)~(15)计算 DW_{best} 参量,并更新粒子新的进化位置 $X_{i,j}(t+1)$ 。

$$\begin{cases} p_{i,j}(t) = \varphi_{i,j}(t) \cdot P_{i,j}(t) + [1 - \varphi_{i,j}(t)] \cdot G_j(t) \\ \varphi_{i,j}(t) \sim U(0,1) \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} Y_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \beta \cdot |R_j(t) - Y_{i,j}(t)| \cdot \ln \left[\frac{1}{u_{i,j}(t)} \right] \\ u_{i,j}(t) \sim U(0,1) \end{cases} \quad (20)$$

其中,控制系数 β 一般取固定值 0.78 或线性递减方式取值。为满足含瓦斯煤破裂信号不规则的动态变化过程,改用先增后减动态取值方式,如式(21)所示,其取值变化方式见图 2。

$$\beta = \frac{3}{4} \beta_{\max} - \frac{1}{2} (\beta_{\min} - \beta_{\max}) \cos \left(\frac{t}{t_{\max}} \cdot \pi \right) \quad (21)$$

由图 2 知,自适应取值较传统取值相比遵循先大后小原则。分解初期保证粒子在较大范围内搜索并更快接近全局极值,防止发生局部收敛现象,提高含瓦斯煤破裂信号分解速度;后期提高收敛精度,降低搜索速度,加强

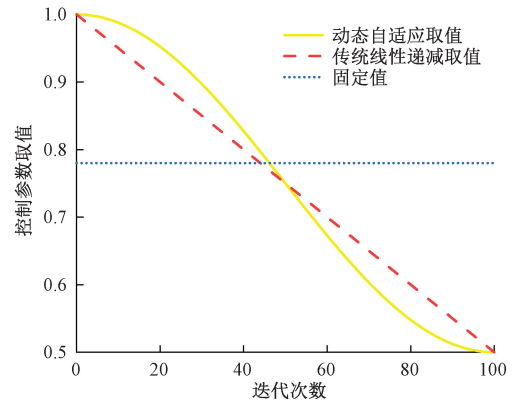


图 2 控制系数取值变化图

Fig. 2 Control coefficient value change plot

局部搜索能力,提高含瓦斯煤破裂信号分解精度,满足现场应用的复杂变化过程。

粒子位置通过式(12)~(20)不断更新,达到最大迭代次数,得到含瓦斯煤破裂信号分解的最优参数组 $[\alpha, K]$ 。

由优化后参数组 $[\alpha, K]$ 对含瓦斯煤破裂信号进行 VMD 分解,初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\{\lambda^1\}$,通过式(4)~(6)不断更新相关参数,达到精度 ε 时停止更新,将原信号分解为 K 个分量。

$$\sum_k \frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (22)$$

对各分量通过相关系数 ρ_i 计算判断分界点 m ,得到

高频含噪信号 $X_1(t) = \sum_{i=1}^m imf_i$ 和低频有效信号 $X_2(t) =$

$$\sum_{i=m+1}^K imf_i。$$

对高频域分量 $X_1(t)$ 进行小波离散变换得到第 i 层第 k 个小波系数 $w_{i,k}(i = 0, 1, 2, \dots, I; k = 0, 1, 2, \dots, m)$, I 表示最大分解层数。选取阈值 T 对分解后的每层高频小波系数 $w_{i,k}$ 进行阈值处理,得到处理后的小波系数 $\hat{w}_{i,k}(i = 0, 1, 2, \dots, I)$:

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (23)$$

$$\hat{w}_{i,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{i,k}) (|w_{i,k}| - T), & |w_{i,k}| > T \\ 0, & |w_{i,k}| \leq T \end{cases} \quad (24)$$

其中,取 $\sigma = \frac{\text{median}(\omega_{i,k})}{0.6745}$, N 为信号长度, $\text{sgn}(\cdot)$

表示符号函数。逐层重构小波系数 $\hat{w}_{i,k}$,得到降噪后高频分量 $X'_1(t)$,结合低频主导分量得到重构含瓦斯煤破裂信号 $X'(t)$,完成降噪。

$$X'_1(t) = \sum_{i=1}^m imf'_i \quad (25)$$

$$X'(t) = X'_1(t) + X_2(t) \quad (26)$$

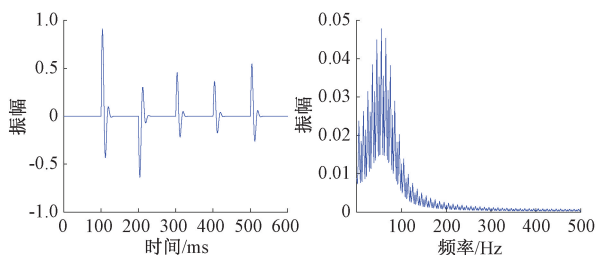
3 仿真分析

3.1 降噪性能分析

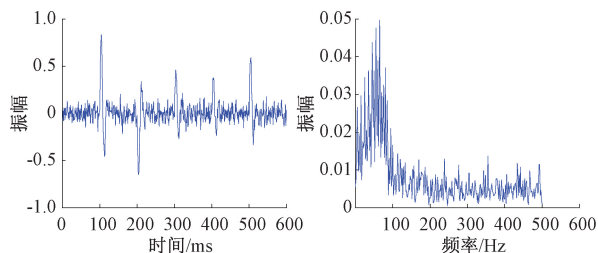
为验证提出模型的降噪性能及有效性,利用 Ricker 子波进行仿真分析。

$$f(t) = (1 - 2\pi^2 f_0^2 t^2) e^{-\pi^2 f_0^2 t^2} \quad (27)$$

式(27)为 Ricker 子波基本表达式, f_0 为谱峰主频率。仿真分析中,取 f_0 为 30 Hz,采样频率为 1 000 Hz,采样点 600 个,卷积处理 Ricker 子波作为仿真信号,如图 3(a)所示。对仿真信号叠加信噪比为 5 dB 的高斯白噪声,则原信号波形和加噪后信号波形及频谱如图 3 所示。



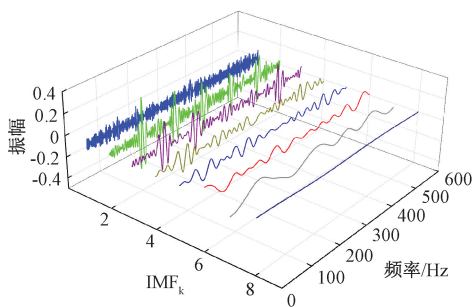
(a) 仿真信号波形图及频谱图
(a) Simulated signal waveform and spectrogram



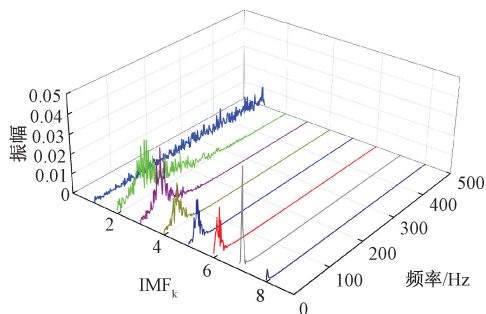
(b) 加噪仿真信号波形图及频谱图
(b) Noise simulation signal waveform and spectrogram

图 3 加噪前后仿真信号波形及频谱图

Fig. 3 Simulated signal waveform and spectrum before and after noise cancellation



(a) 含噪仿真信号的 EMD 分解波形图
(a) EMD decomposition waveform of noisy simulated signal



(b) 含噪仿真信号的 EMD 分解波形频谱图
(b) EMD decomposition spectrogram of noisy simulated signal

图 4 含噪仿真信号的 EMD 分解波形及频谱图

Fig. 4 EMD decomposition waveform and spectrogram of noisy simulated signal

与 EMD 方法依次对图 3 中含噪仿真信号进行分解并对得到的各模态分量进行快速傅里叶变换(fast Fourier transfer, FFT),各分量波形及对应频谱如图 4、图 5 所示。对比图 3、图 4 可知,含噪仿真信号由 EMD 分解为 8 个模态分量,受到随机噪声的影响,各模态分量与输入信号间没有相对应,EMD 分解结果存在模态混叠现象;由图 4 可知,IMF2、IMF3 和 IMF4、IMF7 等相邻分量间均出现了模态混叠问题,且 IMF2 和 IMF3 分量夹杂高频噪声,失去分析物理意义;由图 5,提出模型将含噪仿真信号分解为 3 个 $u_k(t)$ 模态分量并进行非递归迭代,且分解结果与 EMD 分解结果相比不存在模态混叠现象,具有很好的分解性能和更高的分解效率。

图 6、图 7 分别是使用 EMD 和提出模型降噪前后的含噪仿真信号对比波形及频谱图。对比图 6、图 7,采用 EMD 降噪后的仿真信号中仍存留大量高频噪声,降噪不彻底;而由提出模型降噪后的仿真信号降噪效果明显,平滑性较好,且尖端处绝对值与原信号相差很小,保留了完整的波形信息。

根据图 6、图 7 得到的结果,通过对比信号降噪前后的信噪比 SNR、均方根误差 RMSE 和信号能量占比 ESN 3 种指标对降噪性能做进一步比较。3 种指标数学表达如下:

$$SNR = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{t=1}^N y^2(t)}{\sum_{t=1}^N [y(t) - y'(t)]^2} \right\} \quad (28)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - y'(t)]^2} \quad (29)$$

$$ESN = E'/E \quad (30)$$

其中, N 为采样点数; $y(t)$ 为原含噪仿真信号; $y'(t)$ 为降噪后信号; E 为降噪后信号能量值; E' 为原含噪仿真信号总能量值。3 种指标中,SNR 和 ESN 数值越大,信号中有效成分越多,降噪后信号越接近原信号状

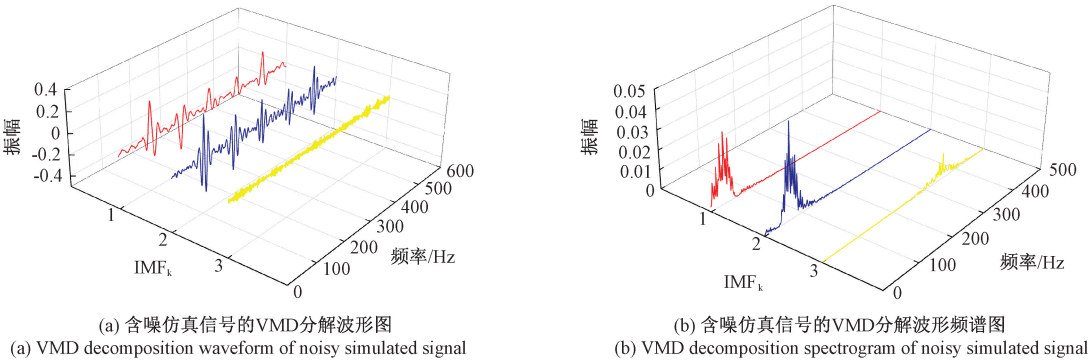


图 5 含噪仿真信号的 VMD 分解波形及频谱图

Fig. 5 VMD decomposition waveform and spectrum of noisy simulated signal

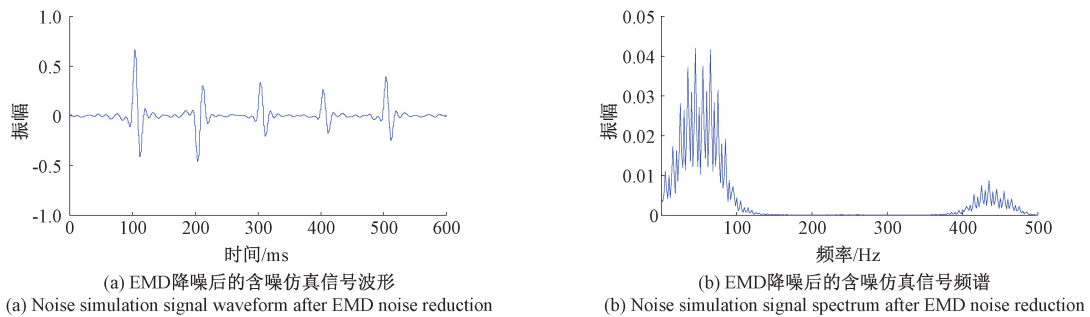


图 6 EMD 降噪后的含噪仿真信号波形及频谱图

Fig. 6 Noise simulation signal waveform and spectrum diagram after EMD noise reduction

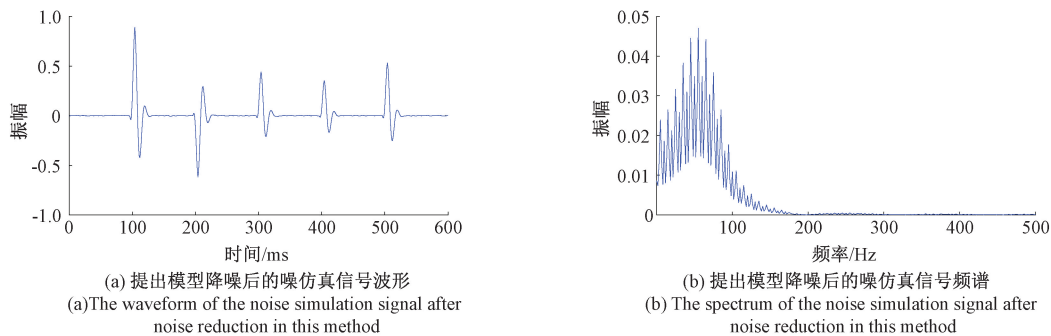


图 7 提出模型降噪后的噪仿真信号波形及频谱图

Fig. 7 The waveform and spectrum of the noise simulation signal after noise reduction in this method

态,降噪效果越明显;均方根误差 RMSE 数值越小,降噪后信号偏离原信号度量越小,降噪性能越理想,具体如表 1 所示。

表 1 降噪评价指标对比分析

Table 1 Comparative analysis of noise reduction evaluation indicators		
评价指标	EMD	提出模型
信噪比 SNR/dB	18.017 9	35.730 1
均方根误差 RMSE	0.052 5	0.021 3
能量占比 ESN/%	88.21	98.64

分析表 1 数据,含噪仿真信号由 EMD 方法降噪后,信噪比由 5 提高到 18.0179,均方根误差为 0.0525,能量占比为 88.21%;由评价指标可知受到模态混叠的影响,EMD 分解含噪信号时噪声与主体信号混合在各分量中,降噪重构时不能保留完整的信息,且仍有噪声存留,降噪性能较差;而通过提出模型降噪后的信号信噪比提高到 5.7031,均方根误差为 0.0213,能量占比达到 98.64%,降噪后的信号有效成分占比提高,更贴近原信号,由波形和评价指标可以直观的说明提出降噪模型的高性能及合理性。

3.2 参数组寻优有效性分析

为进一步验证提出模型的可靠性和改进量子优化算法对 VMD 参数组寻优的有效性,以叠加信噪比为 5 dB 的仿真信号为例,对 PSO 算法^[20]、SSA 算法^[21]、GWO 算法^[22]及改进的量子优化算法进行 VMD 参数寻优对比,迭代优化过程如图 8。由图 8 可知,改进的量子优化算法在所有算法中所需迭代次数最少,适应度函数值最小。计算结果表明改进量子优化算法的收敛速度和搜索精度均优于其他优化算法。

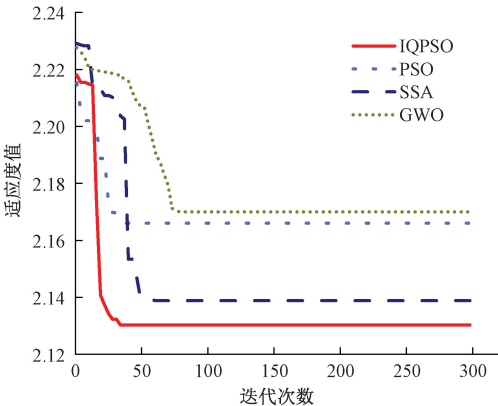
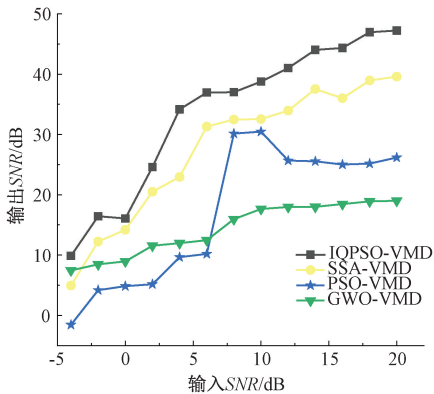


图 8 不同算法优化 VMD 参数适应度曲线
Fig. 8 Different algorithms optimize the fitness curve of VMD parameters



不断改变仿真信号中噪声强度,并使用上述 4 种优化分解算法对各强度噪声进行分解降噪对比。通过式(28)和(29)计算降噪后信号的信噪比及均方根误差,指标变化如图 9 所示。分析图 9,噪声强度不断降低,GWO 算法的降噪结果变化程度最小,总体降噪效果较差;PSO 算法的降噪方法在高强度噪声中表现较差,更适用于低噪声信号;SSA 算法和提出方法在各强度噪声中均有较好的降噪效果。与其他 3 种算法相比,量子优化分解的方法降噪效果最为明显,对不同强度的噪声信号均表现出理想的降噪性能。上述仿真从参数寻优效果、降噪性能等对比试验中证明了提出降噪模型的有效性和精确性。

4 实际工程应用

为验证提出方法应对实际工程现场复杂情况的能力,对山西王庄煤矿的煤与瓦斯监测系统所采集的含瓦斯煤破裂信号进行降噪处理。监测系统通过光纤通信将井下信息传递到井上,具有实时监测矿井下含瓦斯煤破裂信号的能力,一般用于现场煤与瓦斯灾害的预测,如图 10 所示。含瓦斯煤破裂时一般伴随着电磁辐射、声发射、微震、瓦斯涌出等信号的产生,这些动态特征蕴含着煤与瓦斯突出的变化规律,为对采集到的数据进行有效

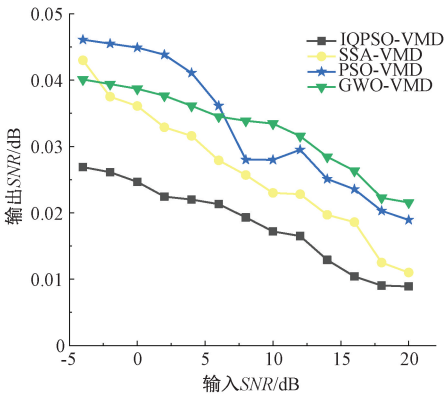


图 9 不同优化分解算法降噪效果对比图

Fig. 9 Comparison of noise reduction effects of different optimization decomposition algorithms

的灾害预测,随机选取某时间段含瓦斯煤破裂产生的电磁辐射信号及瓦斯涌出信号各两组作为实验分析样本。

使用 MATLAB 平台对数据进行频谱分析,图 11、12 分别为电磁辐射信号 Y1、Y2 和瓦斯涌出信号 Q1、Q2 的波形及频谱图。如图可知噪声信号主要分布在高频域,且电磁信号夹杂大量高强度噪声,瓦斯涌出信号中低强度噪声占多数,两种类型的信号均受到不同强度噪声的干扰,导致有效信号不易分辨。

使用提出模型对上述 4 组实际信号进行降噪处理,降噪后的信号波形及频谱图如图 13、图 14 所示。对比降噪后的 4 组信号,原始信号的高频噪声被有效剔除,降噪后的信号波形清晰平滑,尖端明显。可见提出模型在进行降噪同时,最大程度保留了原始信号的细节特征,降噪效果明显,降噪性能优秀。

为定量评价降噪模型的性能,分别使用 EMD 方法、VMD 方法、SSA-VMD 方法及提出模型处理上述 4 组信

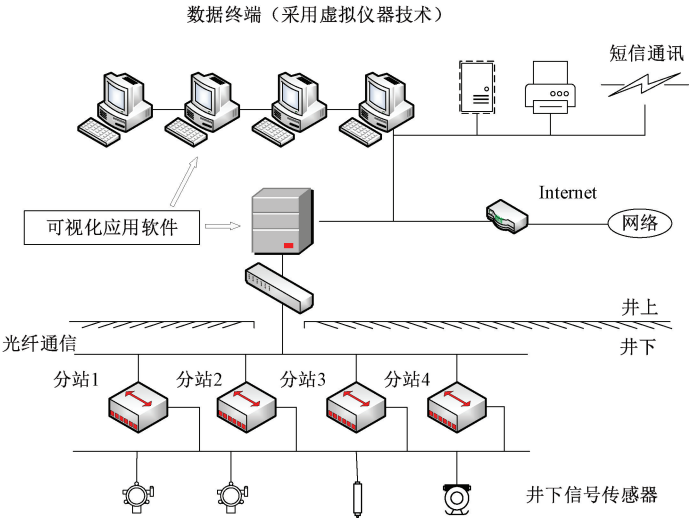


图 10 煤与瓦斯监测系统图
Fig. 10 Diagram of coal and gas monitoring system

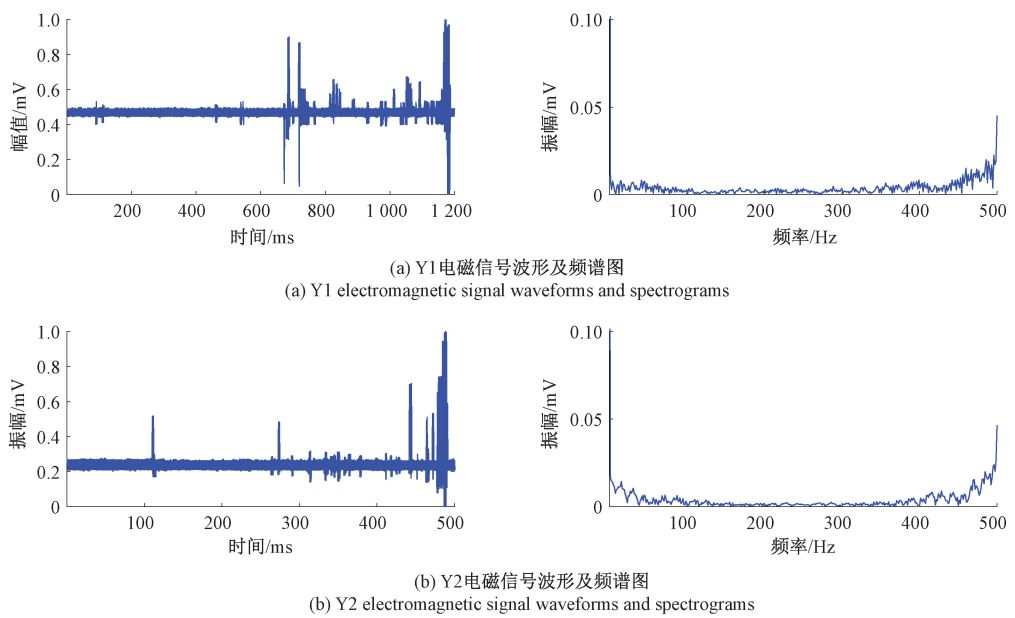


图 11 Y1、Y2 电磁信号波形及频谱图

Fig. 11 Y1 and Y2 electromagnetic signal waveforms and spectrograms

号,并计算 3 种降噪评价指标,如表 2 所示。

分析表 2,4 种方法对上述 4 组实际信号均起到了降噪作用。其中,由 VMD、SSA-VMD 及提出模型降噪后的 4 组信号信噪比和能量占比均高于 EMD 降噪方法,均方根误差均小于 EMD 降噪方法,证明使用 VMD 分解含瓦斯煤破裂信号的降噪效果优于 EMD 方法,有效避免了 EMD 分解产生的模态混叠现象。总体对比,使用量子优化变分模态分解降噪模型的 4 组信号评价指标均优于 EMD、VMD、PSO-VMD、SSA-VMD、GWO-VMD 模型,证明了提出的量子优化分解算法可以对含瓦斯煤破裂信号的

分解参数组进行有效的寻优,使用最优参数组分解含瓦斯煤破裂信号并进行降噪重构处理,大幅度提高了降噪性能。

5 结 论

对于易夹杂噪声的含瓦斯煤破裂信号,提出一种基于 IQPSO-VMD 的降噪模型。通过引入决策权重系数和自适应控制因子改进 QPSO 算法的粒子进化方程,实现 IQPSO 算法对 VMD 分解参数的优化,摆脱了 VMD 算法

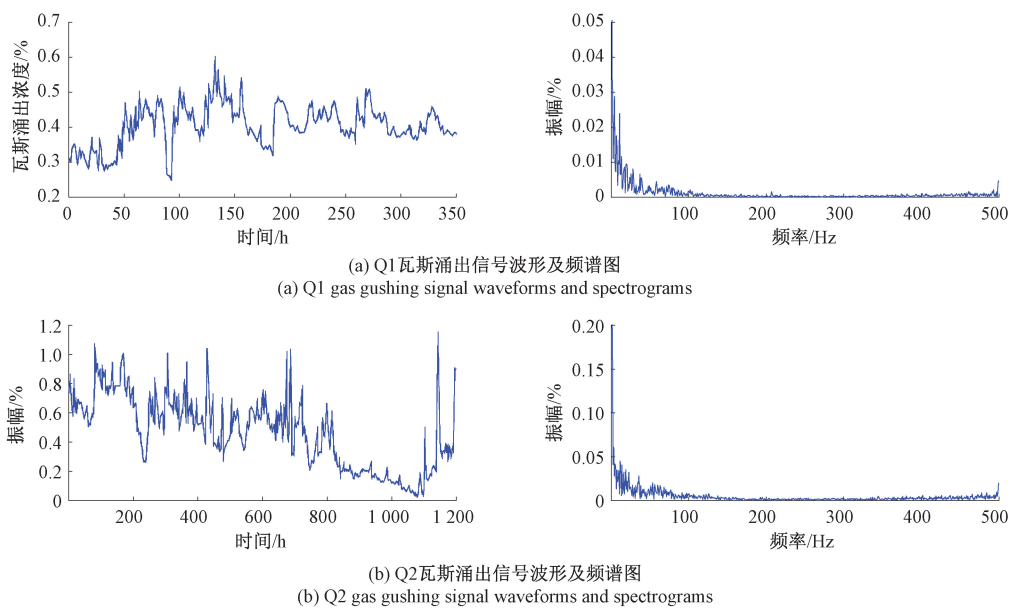


图 12 Q1、Q2 瓦斯涌出信号波形及频谱图
Fig. 12 Q1 and Q2 gas gushing signal waveforms and spectrograms

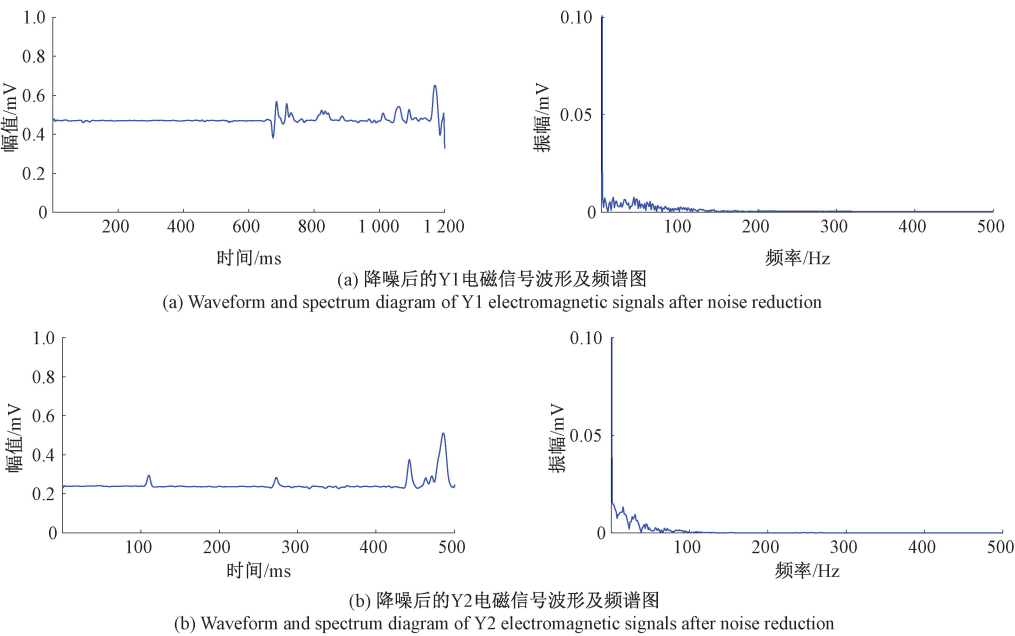


图 13 降噪后的 Y1、Y2 电磁信号波形及频谱图
Fig. 13 Waveform and spectrum diagram of Y1 and Y2 electromagnetic signals after noise reduction

参数人为预设的问题;结合有效相关系数作为辨别噪声临界分量的判断指标,以参数优化后的 VMD 算法分解含噪信号并滤波重构各信号分量,实现含瓦斯煤破裂信号的降噪。通过仿真验证了 IQPSO 算法相比其他算法具有更精准的搜索能力和收敛性能;提高了信号的分解速度和精度。为验证提出的含瓦斯煤破裂信号降噪模型,通过采集现场复杂信号,并根据降噪前后的信噪比、均方

根误差和能量占比验证降噪效果。实验结果表明,利用提出模型对多类型含瓦斯煤破裂信号进行降噪,降噪后信号的信噪比始终保持在 30~46 dB,能量占比均在 90% 以上,信噪比提升明显,降噪效果优于其他模型,定量证明了量子优化降噪模型在实际降噪应用的可行性和有效性,为后续煤与瓦斯灾害预测工作奠定了基础。

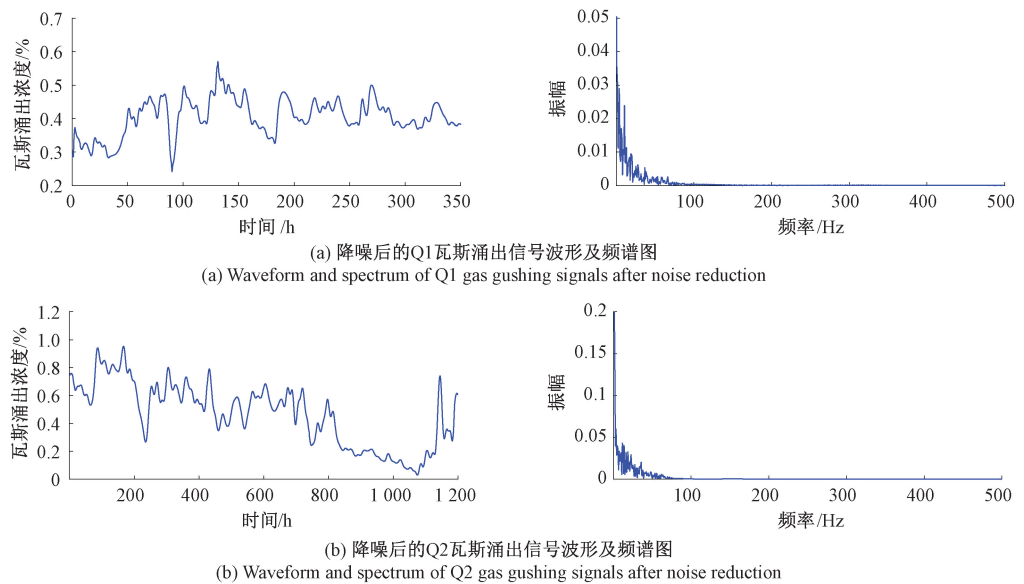


图 14 降噪后的 Q1、Q2 瓦斯涌出信号波形及频谱图

Fig. 14 Waveform and spectrum of Q1 and Q2 gas gushing signals after noise reduction

表 2 不同方法对 4 组信号降噪的评级指标比较

Table 2 Comparison of rating indicators for noise reduction of 4 sets of signals by different methods

评价指标	降噪方法	Y1	Y2	Q1	Q2
信噪比 SNR/dB	EMD	14.045 3	19.424 9	25.001 6	29.649 8
	VMD	21.264 2	20.641 2	29.420 4	33.157 9
	SSA-VMD	26.018 6	27.038 7	33.290 7	37.549 2
	提出模型	34.173 6	33.201 5	40.503 3	46.098 4
均方根 误差 RMSE	EMD	0.081 2	0.075 1	0.053 2	0.051 0
	VMD	0.078 2	0.066 2	0.031 5	0.033 7
	SSA-VMD	0.060 3	0.056 2	0.028 4	0.023 9
	提出模型	0.028 7	0.029 4	0.018 3	0.012 7
能量占比 ESN/%	EMD	64.41	68.77	73.56	80.46
	VMD	78.24	77.23	81.03	84.81
	SSA-VMD	85.75	80.16	89.73	91.04
	提出模型	93.65	92.54	95.01	98.68

参考文献

[1] ZHANG J J, ZENG Y P, RENIERS G, et al. Analysis of the interaction mechanism of the risk factors of gas explosions in chinese underground coal mines [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19 (2), DOI: 10.3390/ijerph19021002.

[2] 丁洋,宜艳,林海飞,等. 高强开采综放工作面瓦斯浓度空间分布规律研究[J]. 采矿与安全工程学报 2022, 39(1):206-214.

DING Y, YI Y, LIN H F, et al. Study on the spatial distribution law of gas concentration on the working surface of high-strength mining comprehensive discharge [J].

Chinese Journal of Mining and Safety Engineering 2022, 39(1):206-214.

[3] YU J X, LI Z X, LIU Y, et al. Regularity of mine gas flow disaster induced by gas natural ventilation pressure after coal and gas outbursts [J]. ACS omega, 2021, 6(30), DOI:10.1021/acsomega.1c02723.

[4] 范涛. 基于钻孔瞬变电磁的煤层气压裂效果检测方法 [J]. 煤炭学报,2020,45(6):3195-3207.

FAN T. Coaled methane fracturing effectiveness test using bore-hole transient electromagnetic method [J]. Journal of China Coal Society,2020,45(6):3195-3207.

[5] 程铁栋,吴义文,罗小燕,等. 基于 EWT_Hankel_SVD 的矿山微震信号特征提取及分类方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(6):181-191.

CHENG T D, WU Y W, LUO X Y, et al. Characteristic extraction and classification method of mine microseismic signal based on EWT_Hankel_SVD[J]. Chinese Journal of Instrumentation,2019,40(6):181-191.

[6] 徐耀松,齐翠玉,丰胜成. 基于 IGSA-BP 网络的瓦斯涌出量预测模型 [J]. 电子测量与仪器学报,2019, 33(5):111-117.

XU Y S, QI C Y, FENG SH CH. Gas outflow prediction model based on IGSA-BP network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5):111-117.

[7] 郑仰峰,翟成,辛海会,等. 煤巷掘进工作面强弱耦合能量控制防治煤与瓦斯突出理论与方法[J]. 采矿与

- 安全工程学报, 2021, 38(6): 1269-1280.
- ZHENG Y F, ZHAI CH, XIN H H, et al. Theory and method of coal and gas protrusion in the prevention and control of coal and gas in the coupling energy control of coal tunnel boring face[J]. Chinese Journal of Mining and Safety Engineering, 2021, 38(6): 1269-1280.
- [8] LI B, WANG EN Y, SHANG ZH, et al. Deep learning approach to coal and gas outburst recognition employing modified AE and EMR signal from empirical mode decomposition and time-frequency analysis[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2021, 90: 103942.
- [9] 程浩, 袁月, 王恩德, 等. 基于小波变换的自适应阈值微震信号去噪研究[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(9): 1332-1336.
- CHENG H, YUAN Y, WANG EN D, et al. Denoising of adaptive threshold microseismic signal based on wavelet transform [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2018, 39(9): 1332-1336.
- [10] 宫月, 贾瑞生, 卢新明, 等. 利用经验模态分解及小波变换压制微震信号中的随机噪声[J]. 煤炭学报, 2018, 43(11): 3247-3256.
- GONG Y, JIA R SH, LU X M, et al. Suppression of random noise in microseismic signals using empirical mode decomposition and wavelet transform[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(11): 3247-3256.
- [11] 赵博, 李鹤. 结合 EMD 和 LSF 的振动信号降噪方法的研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2022, 42(3): 606-610, 624.
- ZHAO B, LI H. Research on vibration signal noise reduction method combining EMD and LSF [J]. Vibration. Test & Diagnostics, 2022, 42(3): 606-610, 624.
- [12] YAO X Y, ZHOU Q ZH, WANG C, et al. An adaptive seismic signal denoising method based on variational mode decomposition [J]. Measurement, 2021, 177: 109277.
- [13] WANG Q H, WANG L J, YU H T, et al. Utilizing SVD and VMD for denoising non-stationary signals of roller bearings[J]. Sensors, 2021, 22(1): 195-195.
- [14] 孙曙光, 张伟, 王景芹, 等. 基于动作过程振动检测的低压断路器机械寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 146-157.
- SUN SH G, ZHANG W, WANG J Q, et al. Mechanical life prediction of low-voltage circuit breaker based on vibration detection during operation[J]. Chinese Journal of Instrumentation, 2020, 41(12): 146-157.
- [15] 黄维新, 刘敦文. 基于变分模态分解和独立成分分析的矿山微震信号降噪[J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 56-63.
- HUANG W X, LIU D W. Noise reduction of mine microseismic signal based on variational modal decomposition and independent composition analysis[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(4): 56-63.
- [16] 肖洒, 陈波, 沈道贤. 改进 VMD 和阈值算法在局部放电去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 206-214.
- XIAO S, CHEN B, SHEN D X. Improve the application of VMD and threshold algorithms in partial discharge denoising [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 206-214.
- [17] LIU T, DENG ZH H, LUO CH Y, et al. Chatter detection in camshaft high-speed grinding process based on VMD parametric optimization[J]. Measurement, 2022, 187. DOI:10.1016/J.Measurement.2021.110133.
- [18] 徐隆, 杨军, 周龙. PE-VMD 与小波阈值的干涉型光纤联合去噪方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 39-46.
- XU L, YANG J, ZHOU L. Interferometric fiber joint denoising method based on PE-VMD and wavelet threshold [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(10): 39-46.
- [19] NIU W J, FENG ZH K, CHENG CH T, et al. Forecasting daily runoff by extreme learning machine based on quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2018, 23(3): 04018002. 1-04018002. 10.
- [20] 李翠省, 廖英英, 刘永强. 基于 EEMD 和参数自适应 VMD 的高速列车轮对轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(1): 68-77.
- LI C SH, LIAO Y Y, LIU Y Q. Fault diagnosis of wheel bearings for high-speed trains based on EEMD and parametric adaptive VMD [J]. Vibration and Shock, 2022, 41(1): 68-77.
- [21] 尹逊龙, 牟宗磊, 王友清. 基于 DVMD 降噪的旋转机械故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1324-1334.
- YIN X L, MOU Z L, WANG Y Q. Fault diagnosis of

rotating machinery based on DVMD noise reduction[J]. Control Theory and Application, 2022, 39 (7): 1324-1334.

[22] JIN Z Z, HE D Q, WEI Z X. Intelligent fault diagnosis of train axle box bearing based on parameter optimization VMD and improved DBN[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110: 104713.

作者简介



付华, 1984 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 1994 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2002 年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学教授, 主要研究方向为智能检测与智能控制。

E-mail: fxfuhua@ 163. com

Fu Hua received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 1984, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 1994 and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2002, respectively. Now she is a professor in Liaoning Technical University. Her main research interests include intelligent detection and intelligent control.



刘雨竹, 2013 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2016 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 现为辽宁工程技术大学博士研究生, 主要研究方向为煤与瓦斯突出的预测。

E-mail: liuyuzhu1231@ 163. com

Liu Yuzhu received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2013, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2016, respectively. Now she is a Ph. D. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interests include prediction of coal and gas outburst.



周文铮(通信作者), 2020 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器系统设计与智能检测。

E-mail: 957217040@ qq. com

Zhou Wenzheng(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interests include instrument system design and intelligent detection.